一种基于神经网络的变工况柴油机健康基线构建方法

宋军帅[1]

[1]（北京化工大学 北京 100029）

摘要：大功率中高速柴油机是众多关键装备的核心动力设备，在舰船、核电等重要行业领域有着广阔的应用。由于复杂的机械结构和多变的工作环境，柴油机设备事故时有发生，机械故障和设备损毁等问题也日益凸显，故障频发成为这些设备运行的一大难题。柴油机恶性故障的发生经常会导致严重的经济损失和人员伤亡，因此，采用合理的方法获取故障特征，研究对柴油发动机的故障检测和早期诊断方法，实现对柴油发动机的故障预警并及时诊断，对提高大功率中高速柴油机运行的稳定性、设备的安全性和企业的经济性有着重要的作用与价值。

本文提取柴油机角域、时域、频域22种振动特征组成特征集，针对柴油机应用场合众多且工况复杂的特点，在仅有少量工况样本的情况下，本文基于神经网络实现工况与马氏空间关键参数的映射关系，构建变工况下柴油发动机的健康基线。

关键词：柴油机；神经网络；变工况；健康基线

分类号：

A neural network-based method for constructing a health baseline for diesel engines under variable operating conditions

Song Jun Shuai[1]

[1]（Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029）

Abstract: Many key equipment rely heavily on the high-powered medium to high speed diesel engine, which has a broad range of applications in areas such as ships and nuclear power. Due to the complex mechanical structure and ever-changing working environment, diesel engine equipment accidents occur frequently, and mechanical failures and equipment damage are becoming increasingly prominent. Frequent failures have become a major challenge for the operation of these equipment. The occurrence of malignant faults in diesel engines often leads to serious economic losses and casualties. Therefore, using reasonable methods to obtain fault characteristics, researching fault detection and early diagnosis methods for diesel engines, achieving early warning and timely diagnosis of diesel engine faults, plays an important role and value in improving the stability of high-power, medium and high-speed diesel engine operation, equipment safety, and enterprise economy.

This article extracts 22 vibration characteristics of diesel engines in the angular domain, time domain, and frequency domain to form a feature set. In response to the diverse and complex operating conditions of diesel engines, with only a small number of operating samples, this article uses neural networks to map the relationship between operating conditions and key parameters in the

Markov space, and constructs a healthy baseline for diesel engines under variable operating conditions.

Keywords：diesel engine; neural network; variable operating conditions; Health baseline

1　绪论

国外对于复杂工况条件下的故障诊断起步较早。早在 1999 年，Raj K 就发现采用模糊 ARTmap（自适应共振理论）神经网络非常适合解决各种系统和故障条件下的复杂故障分类问题。他重点研究了应用于特定问题的人工智能技术，然后描述用于训练 Fuzzy ARTmap 神经网络的方法，此外，将该分类技术与基于误差反向传播（EBP）训练算法的神经网络（NN）技术进行了比较，结果表明，前者更适合解决复杂多回路传动系统的故障诊断问题[4]。2001 年，日本的 Toshio Toyota 针对提取最重要的兆参数的函数困难的问题，提出了一种基于遗传算法的"征兆参数自动函数生成"方法，并将该方法应用于真实的机械故障诊断问题，该方法能快速生成关键征兆参数函数[5]。在 2007 年第 52 届 ASME Turbo Expo 上，Igor Loboda 针对燃气涡轮机设备和发动机的运行条件（控制变量和环境条件）变化很大，提出利用热力学模型来模拟气路故障，并使用神经网络来进行故障定位，重复执行该技术并记录诊断，基于这些诊断和预先已知的故障，然后计算正确的诊断概率，分析了运行条件对诊断过程的影响，提出模拟在可变操作条件下获得的测量值的诊断处理的方法[6]。M. Ben Khader Bouzid 提出了一种基于使用前馈多层感知人工神经网络（ANN）的永磁同步发电机定子故障自动智能诊断系统，通过反向传播训练算法执行，并通过对不同定子故障和不同运行工况下电机负序电压行为的深入研究和分析，选择了两个新的故障鲁棒性指标作为神经网络的输入[7]。Shahid 等人使用磁性感应器来监控转速，并将所测得的信号转化为角域信号，然后将负载按比例划分为 5 个等级，利用多层次感知机实现了对发动机负载的实施分类[8]。

相比之下，尽管中国在此领域的发展落后于其他发达国家，但已经取得的较为突出的进展。柴油机的工作状态与燃烧产生的功有一定的关联，因此，通过对其工作条件的分析，可为其优化设计提供依据，从而提高柴油机的工作效率。国内自行研发的故障监测系统发展迅速，已经积累了大量宝贵的数据和经验，并且广泛应用于电力、石油和化工等领域。但是，在这方面的技术研发和应用还远远落后于发达国家，需要继续加大研发力度，不断创新与实践。目前，国内许多学者都在研究中采用基于柴油机缸压辨识的方法来判断柴油机的工作状态。李柱国

和其他研究人员提出了一种新的故障预警方法[9]，该方法基于缸盖振动信号包络线。刘建敏等人利用缸盖在稳定状态下的振动信号，利用遗传算法和神经网络相结合的方法实现柴油发动机缸内压力识别与判断[10]。常春等人基于时域-频域相关分析法，从发动机的燃烧室中提取出发动机的燃烧性能指标，然后基于径向基神经网络来估算发动机的内压[11]。相对于气缸压力而言，柴油机的转速和负载是更能直接反映柴油机工作状态的指标。通过对柴油发动机振动信号的分析，可以直接提供柴油机控制所需的工况信息，还可以了解柴油机工作状态对振动信号的影响。同时，这种方法也可以应用于柴油机的振动信号的识别与诊断等方面。江志农等人利用多种信号特性，包括温度、压力、振动等，构建了一种新的 t-分布区域嵌入方法（t-distributed stochastic neighbor embedding），实现对数据的有效降维，并且进一步研究了一种新的 k 最近邻分类算法，实现了对柴油机运行情况的准确分类[12]。

传统的健康基线构建方法通常忽略了多变因素的影响，而依靠经验或者故障机理。对于柴油机这种结构复杂，故障种类较多的设备来说，由于缺乏判断经验和数据，使用传统方法来构建健康基线往往会面临较大的困难。华成等人提出了一种新的实时可靠性评估方法，该方法基于故障诊断和监测技术，通过 Parzen 窗非参数概率密度估计法，构建滑动概率神经网络，不断滑动时间窗，从而实现对柴油机的实时可靠性评估[13]，这一方法比传统的经验方法更加准确，而且能够有效地解决实际情况与假设不符的问题。蔡玉良等人利用滑动概率神经网络，建立退化基线，并基于 ARMA 模型对关键参数进行预测[14]。胡浩帆利用 BP 神经网络模型构建出具有较高容错性和良好泛化性的柴油机故障诊断系统，以有效地检测和监控柴油机零部件的磨损情况[15]。

可以看出，对于柴油机故障的发生进行预测和评估，实现健康基线的构建是一种十分有效的方法；而针对柴油机系统复杂以及工况多变的问题，基于神经网络对柴油机实时监测和故障预测有着很好的作用与效果[16]。

本文的研究对象是大功率中高速柴油发动机，研究目标是构建变工况下大功率中高速柴油发动机的健康基线，实现发动机的故障预警。本文引入 11 种不同工况下柴油发动机的振动信号，提取信号的特征值，构建马氏距离空间，针对复杂多变的工况，基于深度学习神经网络来对变工况下的数据进行拟合，对数据进行训练，最终构建变工况下的健康基线。

2　变工况下振动信号特征数据集的分析与处理

2.1　变工况下柴油机振动信号特征的分析

本文以 11 种大功率中高速工况为例，其转速和负载如表 2-1 所示。

表1 11种工况对应转速、负载表

工况数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
转速/rpm	900	950	1000	1000	1000	1050	1050	1050	1100	1100	1100
负载/N・m	0	0	0	100	200	0	100	200	0	100	200

分别提取每组样本五段冲击区间的开启相位、关闭相位和区间宽度 3 种特征、15 种时域特征、4 种频域特征，并按顺序排列起来，组成具有 5*22 个特征的数据集矩阵。按同样的方法求出 11 种工况下 300 组样本信号，得到 11*300*5*22 的信号特征集矩阵。



将 11 种工况下五段冲击的相位区间整理为图 2-3 如下：

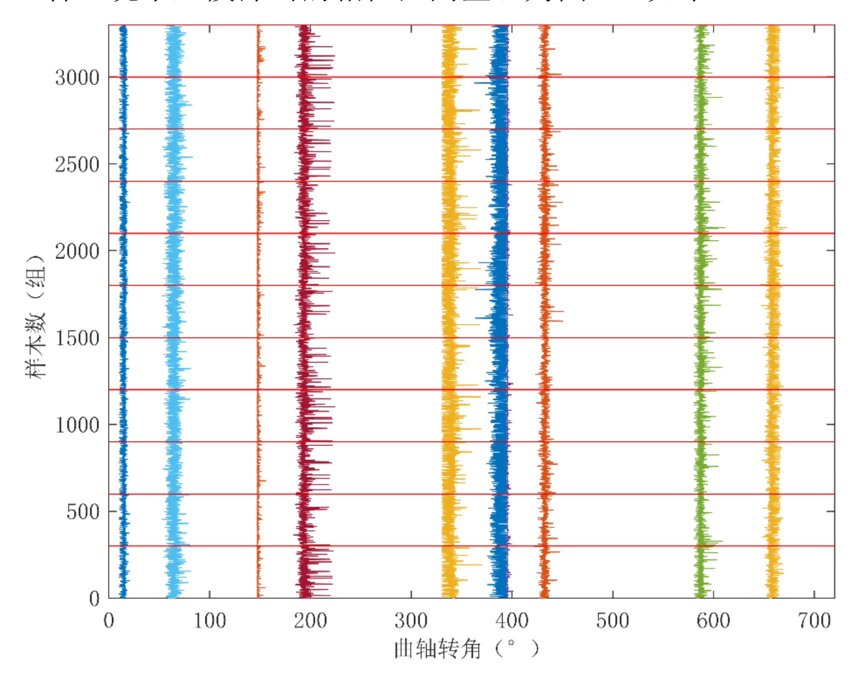


图1 11种工况下的五段冲击的相位开闭区间

其中横坐标从左到右依次为 5 个区间开始、关闭相位，其两个相邻相位的距离即为区间宽度，纵坐标从下往上依次为 11 种工况（用红线隔开）。

分别求出每组的 22 种特征，组合成 11*300*5*22 种特征，得到如下图 2-4。

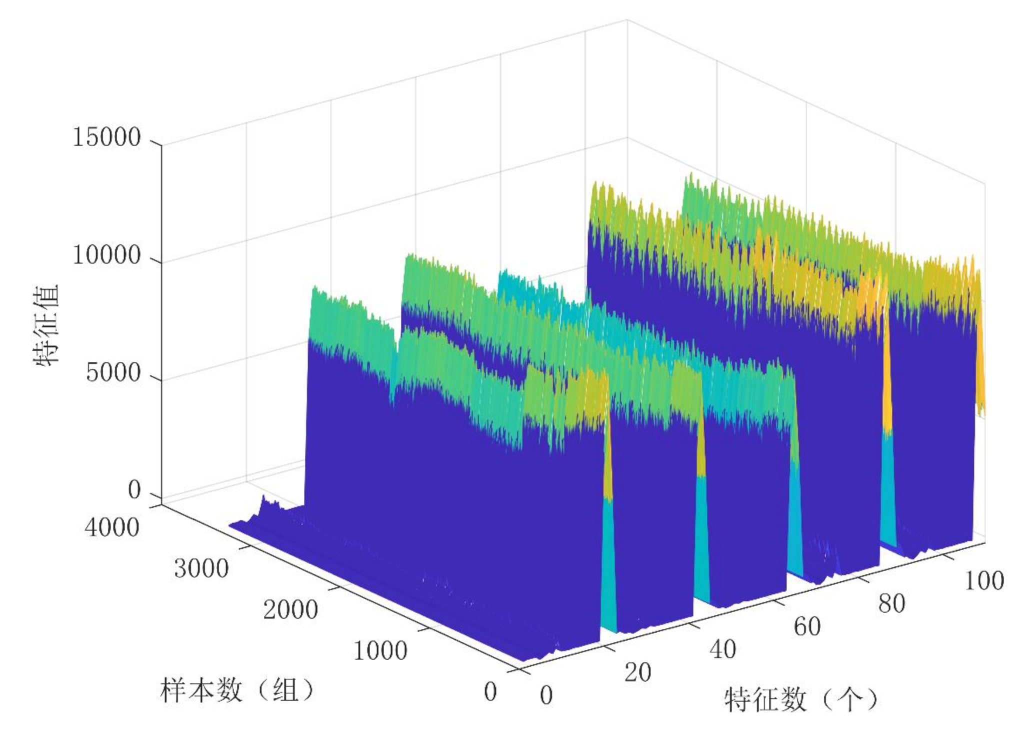


图2 11种工况下300组数据的22个特征集

其中 x 轴 0:110 表示 5 个区间的 22 个特征，共 110 个特征，y 轴 0:3300 表示 11 种工况下每种工况的 300 组数据，共 3300 组数据。

2.2　变工况下柴油机振动信号特征的处理

在提取出柴油机正常样本的特征集后，需要对数据进行规范化度量，以便于更好的对柴油机系统进行健康评估。由于各种特征的量纲不尽相同，且样本与样本之间有着一定的联系，故本文选择建立马氏参考空间，通过求出样本点与样本特征之间的马氏距离的方式，对样本数据进行处理和来实现健康基线的构建。

本文马氏参考空间的数据是由正常状态下柴油发动机样本的特征来确定的，即第 2.1 节求出柴油机 300 组样本信号 5 段冲击区间的 22 个特征所组成的 110 个特征，得到的 300*5*22 的信号特征集矩阵。

在构建马氏空间函数后，代入数据，分别求出构建出的马氏空间的均值，方差和协方差矩阵，最后求出正常样本的 300 组马氏距离（MD）如图所示。

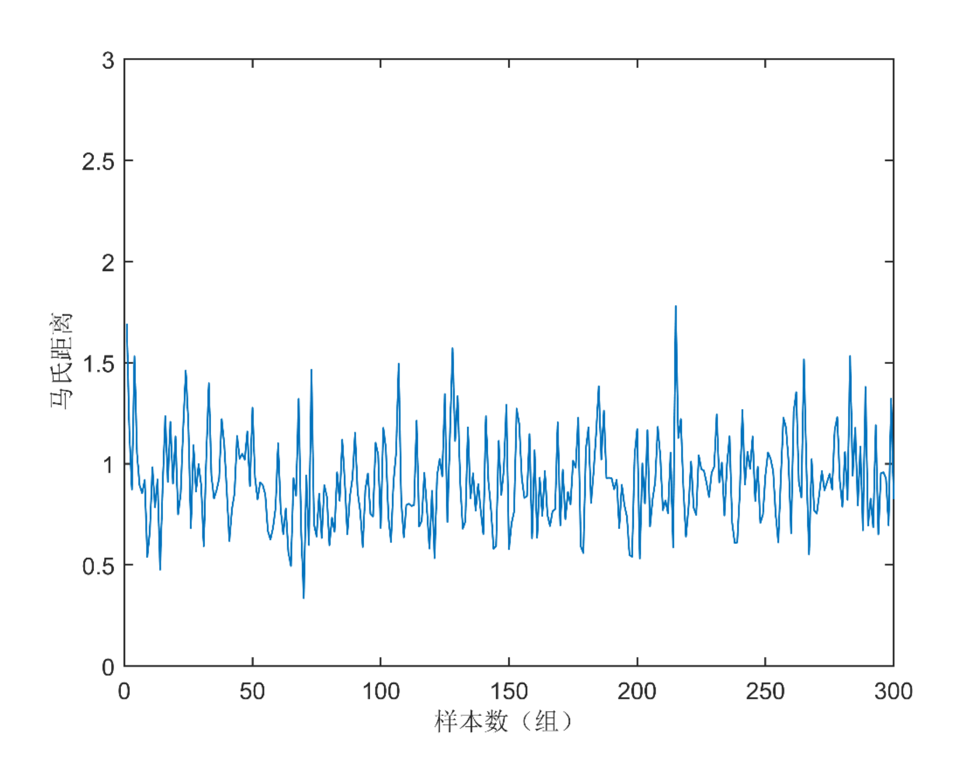


图3 单工况下的马氏距离（MD）

3. 变工况下柴油发动机健康基线的构建

柴油发动机在各个领域都得到了广泛的应用，但是它们在不同的环境下的运行转速和负载要求也各不相同。这时，需要构建一种变工况的柴油发动机的健康基线，以适应多变的场合。

以工况信息[转速、负载]的二维向量为输入，如[1100，200]代表转速为1100rpm，负载为200Nm，分别以均值向量$\bar{x}$、标准差s和相关矩阵C为输出，训练解码器网络，完成映射关系的拟合。将生成的均值向量均值向量$\bar{x}$、标准差s和相关矩阵C代入到马氏距离相关公式中，即可求出该工况下的马氏距离。

3.1 神经网络的构建

本文利用 Python 的 Keras 库来构建深度学习模型，通过神经网络对数据进行拟合，其步骤如下：

（1）构建一个包含输入层、编码层和解码层的自编码器模型，用于将输入数据进行降维和重构。其中编码层和解码层都包含一个隐藏层，通过训练自动调整权重参数，从而实现对输入数据的有效编码和解码。

通过采用自编码器，将输入数据进行降维和重构，将其组织成 55 行 3 列的矩阵，每组数据包含 5 个冲击区间，总计 11 组，每组包含 55 个样本，第一列代表原始数值，第二列和第三列分别指示 11 种不同工况下的转速和负载。

（2）将第 2 章中的 11 种工况下的数据进行代入，并将 11*110 的特征集矩阵重新排列，将其中的每一行中的 22 个特征的冲击区间分为 5 组，组成 55*22 的矩阵，为了方便数据的处理，对其进行归一化处理。同时，记录每一列的最大值和最小值，以便后续进行反归一化操作。

（3）建立一个有 5 层的解码器的模型，具体为一个有着三个特征的输入层定义了一个 30 个神经元的全连接层，一个 100 个神经元的全连接层，一个 50 个神经元的全连接层和一个 22 个神经元的全连接层。这样，就构建了一个有 3 个输入节点、22 个输出节点的解码器模型。

（4）设定模型的训练参数迭代次数 epochs 为 1000 次，学习率 lr=0.001。

（5）通过 decoder 解码器来训练并预测模型，并利用 Adam 优化器以及均方误差（MSE）来优化其表现，从而实现更高效的数据处理。

神经网络结构示意图如下图所示：

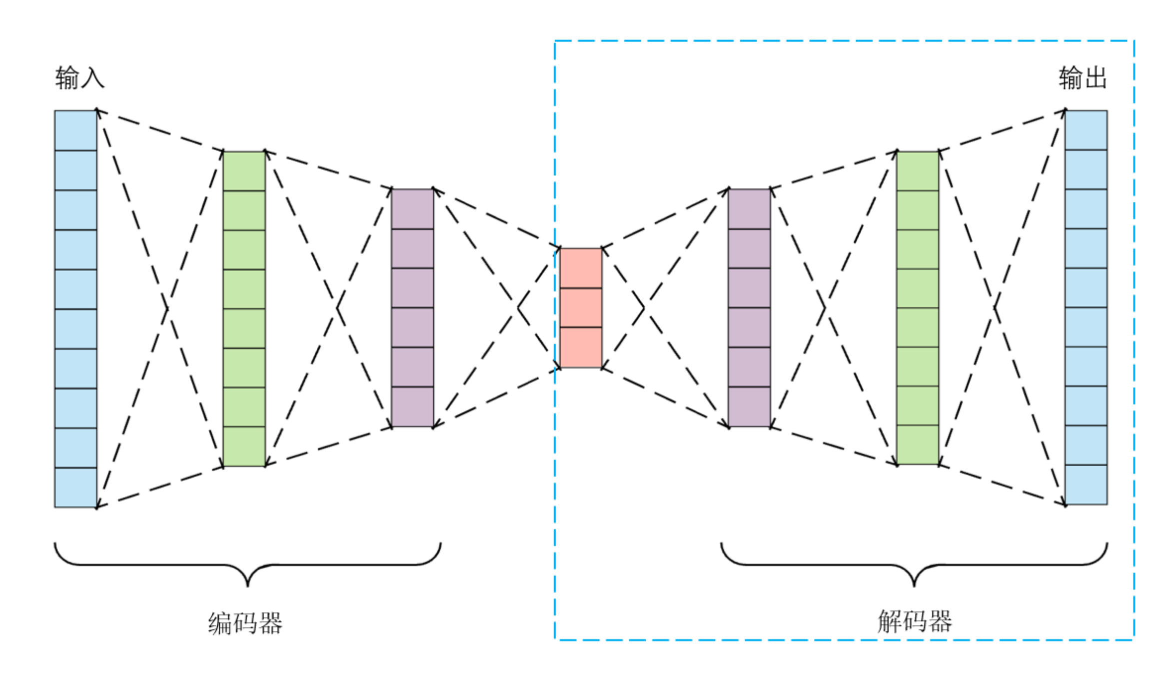


图4 神经网络解码器示意图

3.2 拟合效果

下图为 11 种工况 5 个冲击的 22 个特征的$\bar{x}$向量（均值向量）拟合效果，左图为实际特征，右侧为拟合出来的特征，将上述特征按列归一化后的拟合效果如下图。

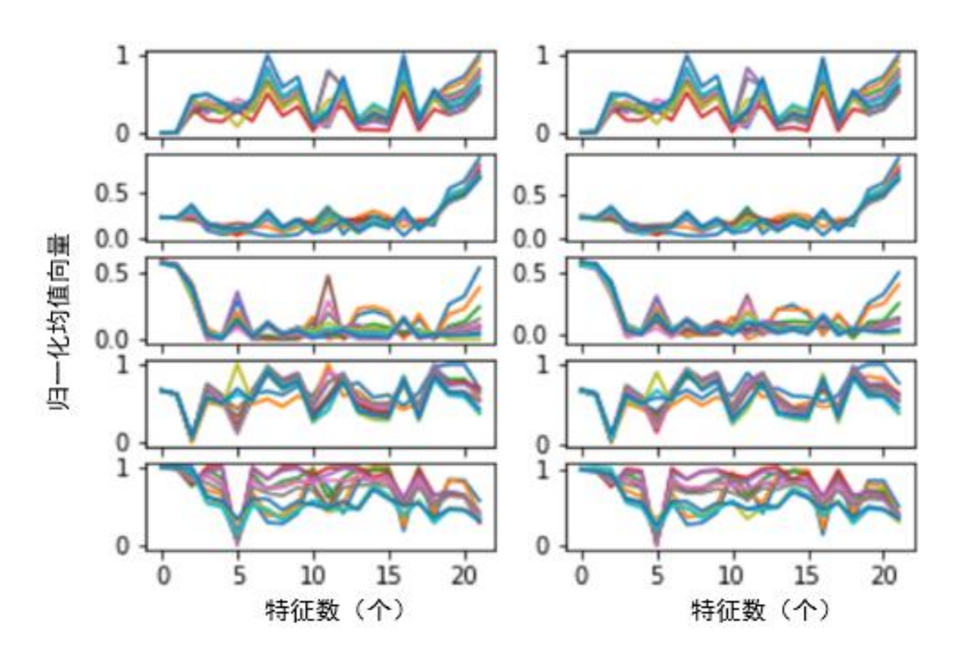


图5 神经网络训练前后的$\bar{x}$(均值向量)对比

通过拟合前（图 5 左）与拟合后（图 5 右）对比，并将原始输入与重构输出进行比较，以评估模型重构输入的准确性，求得均方误差（MSE）为 0.000360，可以看出拟合效果相对较好。

相应的将s向量（标准差向量）和相关矩阵 C 进行拟合。

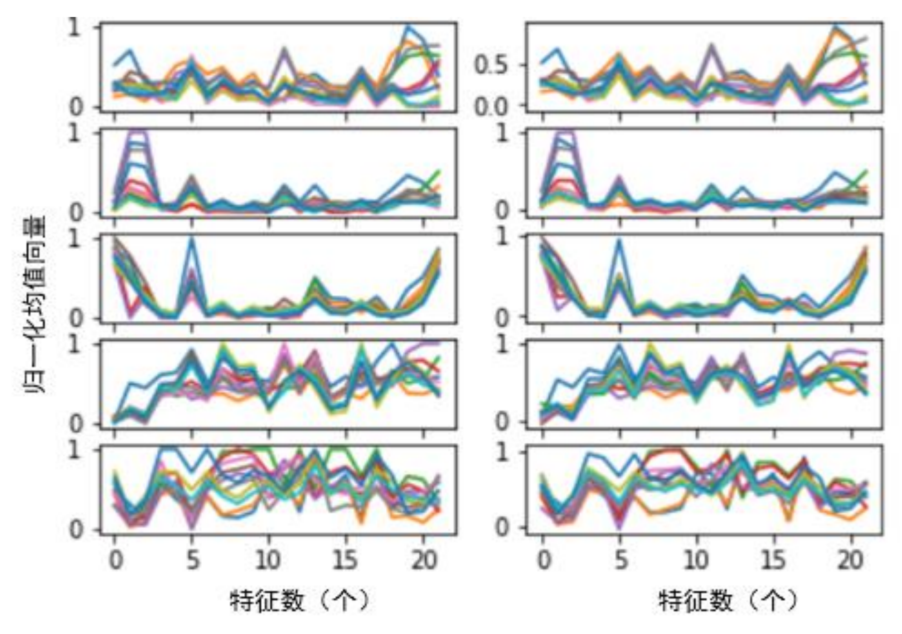


图6 神经网络训练前后的s(标准差)对比

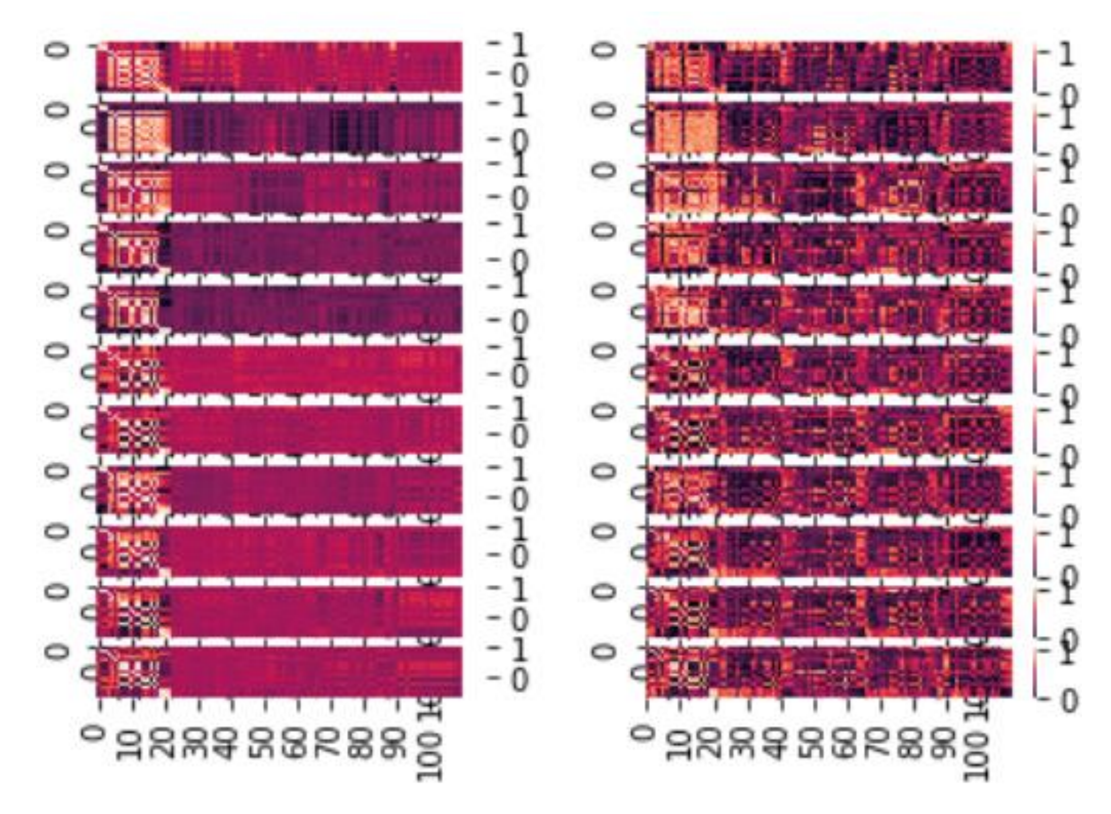


图7 神经网络训练前后的C(相关矩阵)对比

通过绘制训练损失随时间变化的图表，也可以显示损失随时间不断减小。

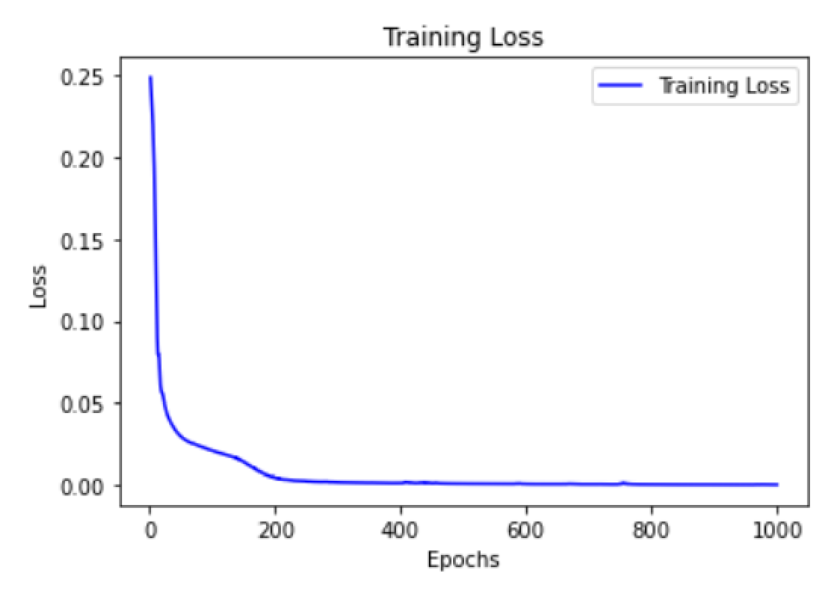


图8 神经网络训练前后的C(相关矩阵)对比

将拟合后的数据代入马氏距离公式，构建 11 种工况下的马氏空间，求得拟合后的马氏距离如图 4-6 所示。

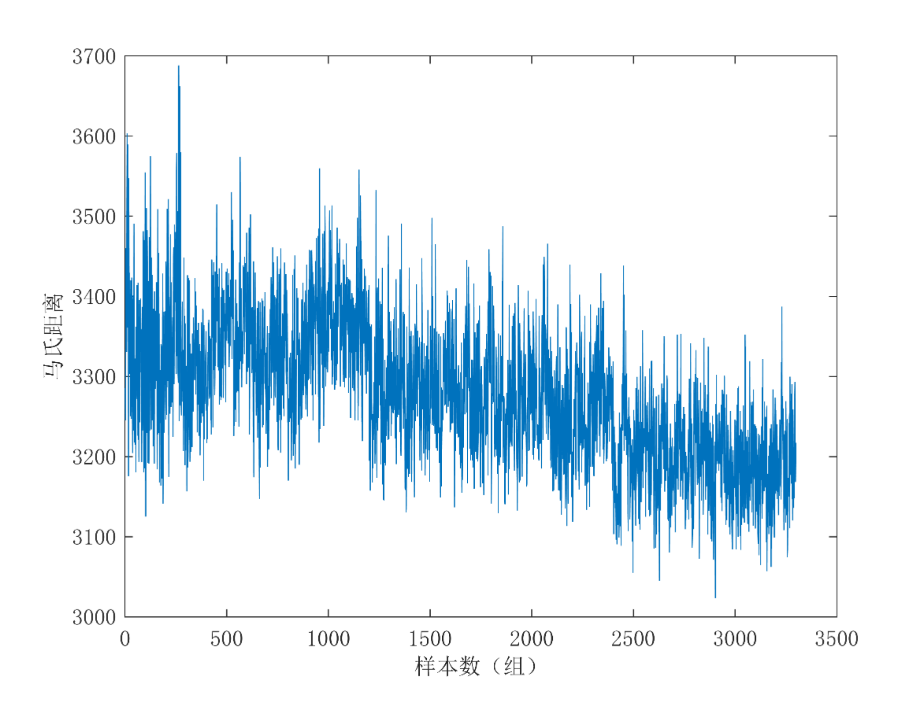


图9 训练后数据的马氏距离

所以该解码器网络完成了工况信息到[均值向量$\bar{x}$、标准差s和相关矩阵 C]的拟合，即只需要输入任意工况信息[转速，负载]二维向量，即可输出一组对应的[均值向量$\bar{x}$、标准差s和相关矩阵 C]，该输出用于构造马氏空间，即可完成不同工况之间的对齐，实现变工况下的马氏空间的构建。

参考文献：

[1] 荣建国. 柴油机高压油泵的调校与故障案例分析[J]. 珠江水运, 2014(11):80-81.

[2] 刘世伟. 船舶柴油机故障诊断技术发展现状与趋势分析[J]. 内燃机与配件, 2018(06):146-147.

[3] LEE J. Measurement of machine performance degradation using a neural network model[J]. Computers in Industry, 1996, 30(03):193-209.

[4] R K Aggarwal, Q Y Xuan, A T Johns, et al. A novel approach to fault diagnosis in multicircuit transmission lines using fuzzy ARTmap neural networks[J]. IEEE transactions on neural networks, 1999, 10(05):1214-1221.

[5] Chen P, Toyota T, He Z J. Automated function generation of symptom parameters and application to fault diagnosis of machinery under variable operating conditions[J]. IEEE Translation on Systems Man and Cybernetics Part A-systems and Humans, 2001, 31(06):775-781.

[6] I. Loboda, Y. Feldshteyn, S. Yepifanov. Gas Turbine Diagnostics Under Variable Operating Conditions[J]. International Journal of Turbo and Jet Engines, 2007, 24(04):231-244.

[7] Ben Khader Bouzid Monia, Champenois Gerard. An Efficient Simplified Physical Faulty Model of a Permanent Magnet Synchronous Generator Dedicated to Stator Fault Diagnosis Part II: Automatic Stator Fault Diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2017, 53(3):2762-2771.

[8] Shahid, Syed Maaz Sunghoon Ko, Sunghood Kwon. Real-Time Classification of Diesel Marine Engine Loads Using Machine Learning[J]. Sensors, 2019, 19(14):3172

[9] 李柱国，陆锦华，马利群. 6L350PN 船舶柴油机状态监测与油样分析技术的相关性[J]. 上海交大科技，1991(03):82.
[10] 刘建敏，李华莹，乔新勇，等. 基于缸盖振动信号的气缸压力识别方法研究[J]. 内燃机工程，2013，34(04):32-37.
[11] 常春，贾继德，曾锐利，等. 基于时－频相干与 RBF 网络的气缸压力识别研究[J]. 车用发动机，2016(05):87-92.
[12] 江志农，赵南洋，夏敏，等. 一种基于流形学习和 KNN 算法的柴油机工况识别方法[J]. 噪声与振动控制，2019，39(03):1-6.
[13] 华成，张庆，徐光华，等. 动态概率模型跟踪性能退化的实时可靠性评估方法[J]. 西安交通大学学报，2010，44(01):46-50.
[14] 蔡玉良，孙晓磊，张晋彪，等. 船舶动力设备退化基线计算及预测方法[J]. 舰船科学技术，2020，42(07):141-147+153.
[15] 胡浩帆. 利用 BP 神经网络进行柴油机磨损故障监测[J]. 广东造船，2022，41(03):82-85.
[16] 郑亚莉，王康. 基于概率神经网络的垃圾邮件分类[J]. 计算机与现代化，2008(01):8-10.